

ニューラルネットによる時系列長期予測の改良に向けて

三原 千尋 総合研究大学院大学 統計科学専攻 博士課程(5年一貫制)5年

概要 最近のニューラルネットによる時系列長期予測で成果を上げている研究のほとんどが、アプローチは異なるが明示的に周期成分とトレンド成分を分解している。が、それらの研究での成分分解の仕方は比較的アドホックであり、モデルにとって最適な分解をしているわけではない。実際、分解の仕方を変更することで予測精度を向上させる余地がある。成分分解とモデルを効果的に連携させたい。

背景

消費電力量や交通量、気候といった(多変量)時系列データから自動的にパターンを学習し、精度よく遠い未来まで予測できれば便利である。ニューラルネットはそれを達成するモデルの有力候補である。

特に自然言語での Transformer の出現以降、触発されて Transformer を時系列の長期予測にも適用する研究が多く発表されてきた。当初には計算量を削減して長い入力系列を扱えるようにする研究が主流であった。特に、より重要そうなステップからの self-attention のみを学習するようにした **Informer [1]** は、変圧器データ¹⁾や電力量データなどで RNN 系モデル、CNN 系モデル、及びそれまでの計算量削減 Transformer を凌ぐ性能を示し、AAAI-21 Outstanding Paper にも採択された。

他方、時系列を長期予測するにあたっては、周期成分-トレンド成分を分解すると有利になると考えられる。単語間の依存性の学習を主目的とした Transformer は系列の周期性やトレンドを直接活用する仕組みをもたない。この短所を補うべく、**Autoformer [2]** は積極的に周期成分-トレンド成分を分解し、予測性能を Informer から大幅に向上させた(表 1)。具体的に、Autoformer は入力系列を (1) フーリエ変換して周波数空間で self-attention 操作を実行した後に逆フーリエ変換し、(2) 移動平均=トレンド成分を分離することを繰り返し、Transformer を周期性の学習に集中させている。Autoformer に続く **FEDformer [3]** も大枠は同じだが (1)(2) の処理を多少改変したものである。**Non-stationary Transformer [4]** はそれらと異なり、入力系列を予め標準化することでトレンドを除去し、標準化の際のスケールファクターに応じて self-attention を調整する仕組みを導入しており、予測ホライズンによっては FEDformer も上回る予測性能を達成している(表 1)。

さらに **LaST [5]** は、Transformer を利用せず、周期成分の隠れ状態とトレンド成分の隠れ状態を学習する変分自己符号化器を構築して予測値を得ている。出力する周期成分は特定の周波数以下の周波数成分のみ含むようにし、周期成分とトレンド成分の相互情報量が小さくなるように隠れ状態を学習している。LaST はある程度の予測ホライズンまでは Autoformer よりもよい予測性能を示す傾向がある(表 2)。

表 1: 各モデルの ETTm2 データ多変量予測の MSE [3] (* は [4])

	96期先	192期先	336期先	720期先
Informer	0.365	0.533	1.363	3.379
Autoformer	0.255	0.281	0.339	0.422
FEDformer	0.203	0.269	0.325	0.421
N.-s. Transformer*	0.192	0.280	0.334	0.417

表 2: 各モデルの ETTh1 データ多変量予測の MSE [5]

	24期先	48期先	168期先	336期先	720期先
Informer	0.577	0.685	0.931	1.128	1.215
Autoformer	0.384	0.392	0.490	0.505	0.498
LaST	0.324	0.351	0.468	0.566	0.740

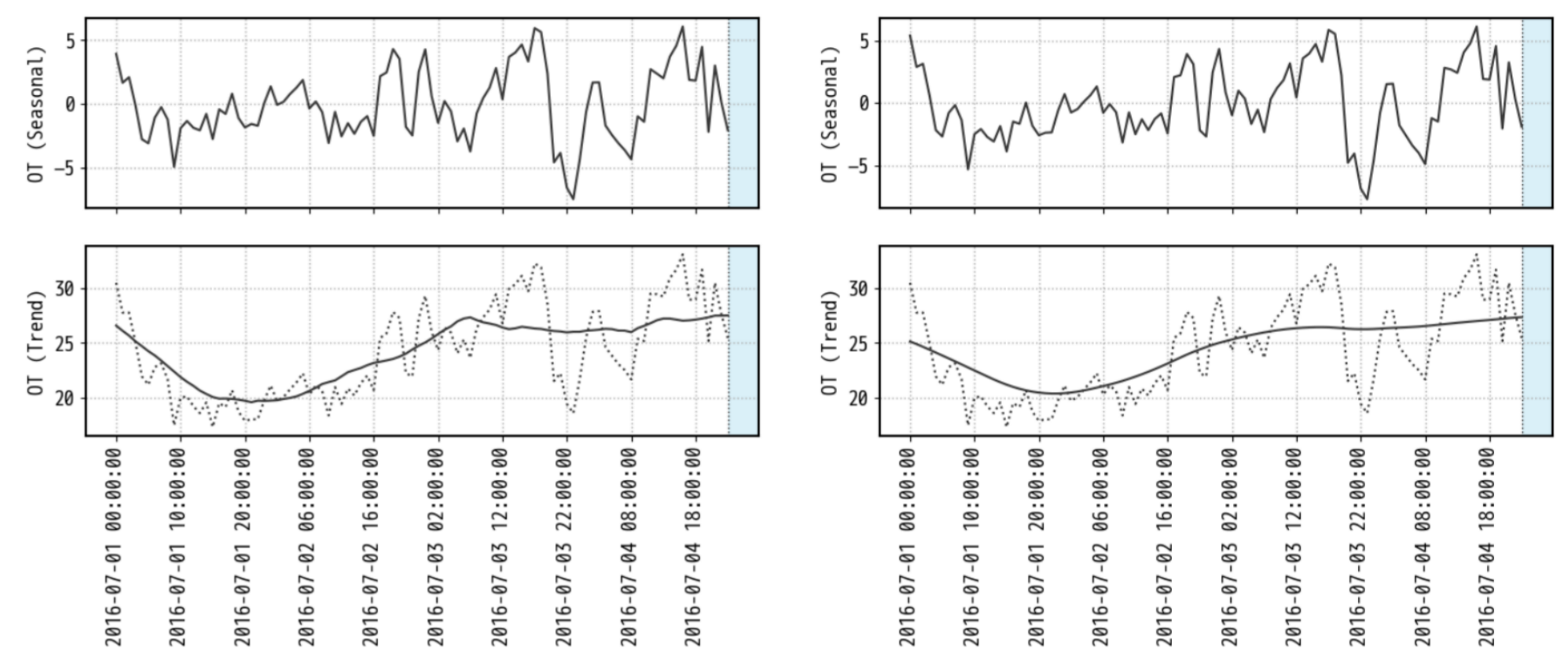
¹⁾ 変圧器温度(ETT) データは [1] の著者が導入した時系列データであり、1年目と2年目の変圧器温度の1時間毎のデータと15分毎のデータを含む。[5] は1年目の1時間毎・15分毎データ(ETTh1, ETTm1)を検証しており、[3] [4] は2年目の15分毎のデータ(ETTm2)のみ検証しているためこれらの間の比較が文献の値からできない。ので上では表を2つに分けている。

議論

表 1, 2 をみると、どれだけ未来まで予測するかによって最適なモデルが異なり、まだ個々のモデルに改良の余地がありそうである。

表 2 で Autoformer は近い未来までの予測精度が MLP ベースの LaST に劣っている。これはトレンドを分離する際に self-attention で捉えるべき細かい変動まで分離してしまっているのではないかと考える。Autoformer は移動平均によってトレンド成分を分離しているが、滑らかではない箇所もあるように見える(図 1 左)。

図 1: ETTh1 データの成分分解 (左: 1回移動平均, 右: 2回移動平均)



そこで、移動平均を2回適用してトレンド成分をより滑らかにすると、予測精度が向上し、166期先予測でも LaST を凌いだ(表 3 の Autoformer†)。ただ、より近い未来の予測精度は LaST に及ばなかった。

表 3: 各モデルの ETTh1 データ多変量予測の MSE (手元での結果)

	24期先	48期先	168期先	336期先	720期先
Autoformer	0.3837	0.3833	0.4923	0.5164	0.4989
Autoformer†	0.3630	0.3728	0.4531	0.4897	0.4917
LaST	0.3234	0.3521	0.4838	0.6035	0.7530

今後の研究では、より成分分解とモデルを効果的に連携させる方法を考えてい。

参考文献

- [1] Haoyi Zhou, Shanghang Zhang, Jieqi Peng, Shuai Zhang, Jianxin Li, Hui Xiong, Wancai Zhang. Informer: Beyond Efficient Transformer for Long Sequence Time-Series Forecasting. in *Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2021)*. <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/17325>
- [2] Haixu Wu, Jiehui Xu, Jianmin Wang, Mingsheng Long. Autoformer: Decomposition Transformers with Auto-Correlation for Long-Term Series Forecasting. in *Advances in Neural Information Processing Systems 34 (NeurIPS 2021)*. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/hash/bcc0d400288793e8bdcd7c19a8ac0c2b-Abstract.html>
- [3] Tian Zhou, Ziqing Ma, Qingsong Wen, Xue Wang, Liang Sun, Rong Jin. FEDformer: Frequency Enhanced Decomposed Transformer for Long-term Series Forecasting. in *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning (ICML 2022)*. <https://proceedings.mlr.press/v162/zhou22g.html>
- [4] Yong Liu, Haixu Wu, Jianmin Wang, Mingsheng Long. Non-stationary Transformers: Rethinking the Stationarity in Time Series Forecasting. in *Advances in Neural Information Processing Systems 35 (NeurIPS 2022)*. <https://openreview.net/forum?id=ucNDIDRNjjv>
- [5] Zhiyuan Wang, Xovee Xu, Weifeng Zhang, Goce Trajcevski, Ting Zhong, Fan Zhou. Learning Latent Seasonal-Trend Representations for Time Series Forecasting. in *Advances in Neural Information Processing Systems 35 (NeurIPS 2022)*. <https://openreview.net/forum?id=C9yUwd72yy>